

Технології виявлення вибухонебезпечних об'єктів із використанням штучного інтелекту

В. Б. Струтинський¹ - ORCID <https://orcid.org/0000-0001-7167-0085>

Ю. М. Данильченко¹ - ORCID <https://orcid.org/0000-0002-5375-950X>

С. В. Струтинський¹ - ORCID <https://orcid.org/0000-0001-9739-0399>

С. В. Майданюк¹ - ORCID <https://orcid.org/0000-0003-2853-8606>

Received: 16 March 2026 / Revised: 31 March 2026 / Accepted: 14 April 2026

Анотація: Однією з важливих проблем гуманітарного розмінування є підвищення його безпечності в процесі наземного дообстеження ділянок можливого місцерозміщення мін і боєприпасів із використанням мобільних наземних комплексів. Для надійного виявлення та ідентифікації небезпечних об'єктів такого типу, зазвичай, закритих сторонніми предметами, прихованих або замаскованих, огляд місцевості оптичними пристроями бажано доповнити альтернативними або комбінованими методами сканування, що супроводжується значним зростанням обсягів інформаційних даних, які можливо обробити лише спеціальними технологіями на основі штучного інтелекту. Метою статті є розробка технології виявлення та розпізнавання небезпечних об'єктів типу мін і боєприпасів за результатами комбінованого сканування місцевості та розвиток математичного апарату, орієнтованого на реалізацію цієї технології із застосуванням штучного інтелекту. Технологія виявлення та розпізнавання небезпечних об'єктів, на основі штучного інтелекту включає спеціальне алгоритмічне та апаратне забезпечення, базується на аналізі інформації, отриманої за результатами матеріалів зйомки місцевості з БПЛА і полягає у додатковому наземному дообстеженні і комплексній оцінці ступеня небезпечності попередньо виявлених “проблемних” ділянок місцерозміщення “підозрілих” об'єктів мобільними наземними комплексами, шляхом застосування різних методів сканування місцевості, формування узагальнюючої матриці результатів сканування, її аналізу та інтегральної оцінки шляхом обробки методами гіперспектрального аналізу на основі застосування двовимірних рядів Фур'є. Для ідентифікації небезпечних об'єктів правильної геометричної форми застосовані окремі спеціальні штучні нейронні мережі з формуванням результатів фізичного сканування місцевості в термінах теорії нечітких множин. Як приклад наведено алгоритм процесу застосування мережі Елмана для ідентифікації небезпечного об'єкту кругової форми.

Ключові слова: гуманітарне розмінування, наземний роботизований комплекс, методи сканування місцевості, технологія виявлення та розпізнавання вибухонебезпечних об'єктів, штучний інтелект, нейронна мережа, нечіткі множини, гіперспектральний аналіз.

Вступ

На сьогодні у світі є досить багато способів і різноманітних систем, призначених для вирішення проблем гуманітарного розмінування. Переважно це технічні прилади і мобільні наземні системи з різним ступенем автономності [1], але їх оперативність при обстеженні великих площ і безпечність використання технологічно обмежена ефективністю методів виявлення мін та міноподібних об'єктів [2]. Найбільші очікування

в Україні пов'язують з розроблення нової технології дистанційного виявлення мін, на базі штучного інтелекту, на основі автоматизованого аналізу матеріалів зйомки з безпілотних літальних апаратів [3], що повністю відповідає і світовим тенденціям [4]. При цьому в роботі [3] зазначається, що ймовірність правильного виявлення мін є досить високою і відповідає світовим вимогам до подібних систем військового призначення, але для цілей гуманітарного розмінування ефективність технології виявлення мін має бути більшою, що потребує додаткового апаратного і технологічного вдосконалення, зокрема і із застосуванням тактильних, акустичних, та інших методів сканування. Проведення такого сканування можливо забезпечити шляхом додаткового наземного дообстеження “проблемних” ділянок можливого місця розміщення мін із використанням мобільних наземних комплексів.

¹ Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”, Київ, Україна, <https://ror.org/00syn5v21>

✉ Ю. М. Данильченко
y.danylchenko@kpi.ua



Цьому відповідає і концепція розвитку робото-технічних комплексів для розмінування, яка передбачає розширення їх функціональних можливостей для можливого застосування у нових напрямках завдяки створенню нових конструктивних схем або використанню уніфікованих підсистем міжтипового призначення [5], зокрема й для роботи в складі безпілотних систем “бджолиного рою” [6]. Але функціонування таких систем неможлива без розроблення методології, моделей та інформаційних технологій створення та використання багатопільових безпілотних інтелектуальних систем пошуку та знешкодження вибухонебезпечних об’єктів [7].

Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Аналіз сучасного стану, характеристик та перспектив розвитку датчиків виявлення вибухонебезпечних об’єктів, встановлених на безпілотних літальних комплексах [8] вказує на можливість застосування подібних методів і засобів збирання і оброблення інформації і за допомогою наземних комплексів.

Для виконання цих задач, а також задач керування наземними роботизованими комплексами використовуються спеціальні штучні нейронні мережі, розроблені та апробовані на професійному рівні [9], зокрема для:

- семантичної сегментації зображень [10] на базі згорткових мереж [11], які застосовуються для пошуку, виділення та класифікації об’єктів, зокрема й для орієнтації і навігації автономних безекіпажних роботизованих комплексів шляхом сегментації дорожніх умов;

- ідентифікації і класифікації вибухонебезпечних об’єктів, включно із мережею JOLOV3 [5], яка застосовується для знаходження і класифікації об’єктів;

- реалізації технології розмінування із використанням жестових команд при віддаленому знаходженні оператора (100 м і більше), включно із мережею POSE ESTIMATOR [12], яка застосовується для розрізнення жестів людини;

- дистанційного керування наземним роботизованим комплексом за допомогою голосових команд, включно із мережею GOOGLE SPEECH – TO TEXT [13], яка застосовується для розпізнавання мови.

Найменш дослідженою частиною загальної проблеми гуманітарного розмінування є підвищення його безпечності шляхом додаткового наземного дообстеження “проблемних” ділянок можливого місце розміщення мін і боєприпасів із використанням мобільних наземних комплексів.

Таким чином, завдання технологічного, апаратного та технічного забезпечення додаткового наземного дообстеження “проблемних” ділянок можливого місце розміщення мін та боєприпасів із використанням мобільних наземних комплексів є актуальною науково-технічною задачею, вирішення якої потребує застосування технологій штучного інтелекту.

Мета і задачі дослідження

Метою роботи є розроблення технології виявлення небезпечних об’єктів типу мін і боєприпасів, на основі штучного інтелекту.

Для досягнення мети були поставлені наступні головні завдання:

- розроблення технології виявлення небезпечних об’єктів типу мін і боєприпасів за результатами фізичного сканування місцевості;

- розвиток математичного апарату, орієнтованого на реалізацію технології на основі штучного інтелекту шляхом узагальнення інформації про наявність небезпечних об’єктів;

- підвищення безпечності, ефективності та якості виявлення небезпечних об’єктів.

Матеріали та методи дослідження

Для надійного виявлення небезпечних об’єктів типу мін і боєприпасів недостатньо застосувати огляд місцевості оптичними пристроями. Небезпечні об’єкти зазвичай є замаскованими або закритими сторонніми предметами (трава, листя, забруднення) [5], [14]. Виходячи з цього була сформульована перша гіпотеза, яка стосується умов наземного дообстеження місцевості: “надійне виявлення небезпечних об’єктів типу мін і боєприпасів можливе лише в результаті фізичного сканування місцевості різними методами з використанням спеціального обладнання”. Обладнання для виявлення небезпечних об’єктів має працювати в дистанційному режимі.

Згідно запропонованої гіпотези це має бути безекіпажне обладнання, оснащене системою технічного зору та засобами штучного інтелекту для сегментації дорожніх умов, дистанційного керування обладнанням жестовими та голосовими командами, яке доповнюють системи керування засобами телемеханіки.

Фізичне сканування породжує великі обсяги інформаційних даних які можливо обробити лише спеціальними технологіями на основі штучного інтелекту [4], [15]. Виходячи з цього була сформульована друга гіпотеза, яка стосується умов методів оброблення інформації: “застосування багатовимірних просторових матриць для аналізу результатів фізичного сканування місцевості, одержаних у вигляді нечітких (fuzzy) знань”.

Технологія на основі штучного інтелекту для виявлення небезпечних об’єктів включає алгоритмічне та апаратне забезпечення. Насамперед вона забезпечує аналіз системою штучного інтелекту попередніх гіпотез про наявність на місцевості небезпечних об’єктів, сформованих за результатами матеріалів зйомки місцевості з безпілотних літальних апаратів [1], [15]. Для підвищення ефективності пошуку небезпечних об’єктів здійснюється додаткове наземне дообстеження попередньо виявлених, за результатами автоматизованого аналізу матеріалів зйомки з безпілотних літальних

апаратів, “проблемних” ділянок місце розміщення вибухонебезпечних об’єктів, шляхом застосування тактильних, акустичних, та інших методів фізичного сканування місцевості.

Запропонована технологія дообстеження реалізується спеціальними наземними роботизованими комплексами, оснащеними надлегкими маніпуляторами з розширеним робочим простором та віддаленою зоною обслуговування (4...8 м) [16].

Існує низка методів пошуку та сканування небезпечних об’єктів: фізичне сканування: тактильні, ударні; безконтактні: акустичні, індуктивні, ємнісні, термічні, оптичні [8], [13].

Тактильні методи фізичного сканування місцевості, зазвичай, здійснюються тактильним пристроєм у вигляді кулі, встановленій на пружній балці. При наявності чітких країв перепони формується сигнал чіткого визначення небезпечного об’єкту. В разі нечіткої реєстрації перепони формується сигнал, відповідний значенню трапецієвидної функції приналежності нечіткої множини.

Іншим методом тактильного сканування є застосування голчастого індентора, який заглиблюється в ґрунт на нормовану глибину. Якщо глибина занурення індентора значно менша нормованого значення, функція приналежності нечіткої множини приймається рівним одиниці. Обмеження функції приналежності значеннями менше 1 вводиться при глибині занурення 0,5...0,8 нормованого значення.

Ударні методи фізичного сканування використовують ударні пристрої, які взаємодіють із поверхнею. Якщо на поверхні наявний небезпечний об’єкт у вигляді твердого включення, то бойок ударного пристрою має значну кінетичну енергію при відскоці. Дана обставина реєструється відповідними вимірювачами пришвидшень бойка. Ударні методи поєднуються із акустичними. Згідно акустичних методів визначається спектр акустичного сигналу, який виникає при взаємодії ударного механізму із небезпечним об’єктом. По особливостям спектру звуку формується сигнал про наявність небезпечного об’єкту.

Безконтактні акустичні методи мають джерело звуку направленої дії та апаратуру визначення параметрів звукових хвиль, відбитих від поверхні ґрунту. Якщо на поверхні наявний небезпечний об’єкт, то звуковий відгук поверхні буде змінений, що реєструється відповідними вимірювачами у вигляді аналізаторів спектру звукових хвиль.

Одним із найефективніших методів безконтактного фізичного сканування місцевості є визначення наявності металу індуктивним методом (металощукач). Функція приналежності нечіткої множини приймається рівною одиниці при наявності сигналу певного рівня. Незначні кількості металу або невизначений сигнал відповідають спадній частині функції приналежності.

До безконтактних методів фізичного сканування також належать вимірювачі зміни ємності ділянки середовища.

Термічні безконтактні методи пошуку небезпечних об’єктів базуються на визначенні ділянок контрасту (суттєвої зміни градієнту) температури поверхні в інфрачервоному діапазоні. Ефективним є періодичне освітлення поверхні джерелом видимого світла або інтенсивного інфрачервоного випромінення із подальшою реєстрацією температури поверхні. В системі штучного інтелекту реалізовано більше десяти методів фізичного сканування поверхні.

Огляд поверхні відеокамерами з невеликої відстані дає можливість автоматизованого пошуку небезпечних об’єктів. Це доцільно здійснити з використанням штучної нейронної мережі JOLOv3 [11], яка працює за принципом поступової локалізації зони візуалізації і об’єкту ідентифікації.

Мережа служить для розпізнавання типових об’єктів (люди, автомобілі, дорожні знаки, дороговкази, світлофори, тощо), але придатна й для ідентифікації спеціальних об’єктів і має можливості навчання. Мережа дає можливість знайти об’єкт і занести його до необхідного класу. Мережа використовує інформацію із відеокамер широкого поля огляду, відеокамер із вузьким полем огляду та відеокамер ближнього огляду. В сукупності це надає широкі можливості визначення наявності об’єктів на місцевості, зокрема і вибухонебезпечних типу мін і боєприпасів.

Результати дослідження

Запропонована спеціальна сіткова методологія сканування місцевості, яка враховує конструктивні особливості маніпуляторів та засобів сканування (рис. 1) [14], [16].

Маніпулятор з віддаленою зоною обслуговування (4 м і більше) не має жорсткої важільної конструкції. Тому точність позиціонування виконавчого пристрою маніпулятора є невисокою. При цьому точність виходу в позицію при повороті маніпулятора на платформі буде вищою, ніж точність виходу в позицію в радіальному напрямку. Враховуючи це, запропонована схема сканування, яка полягає у покроковому скануванні поверхні по дугам постійного радіусу (рис. 1 б).

Для сканування робочого простору $ABCD$ доцільно вибрати область у вигляді секторальної області Q . При цьому область розбивається на елементарні ділянки огляду розміром $\Delta\varphi \times x \times \Delta\rho$. Центр ділянки $P(ij)$ є точкою входу в позицію виконавчого пристрою маніпулятора, яка зазвичай реалізується із певною похибкою. Точки позиціонування виконавчого пристрою маніпулятора $P(ij)$ індексуються в межах області. При цьому індекс (i) визначає зміни радіусу ρ , а індекс (j) – зміни полярного кута φ .

Дана схема індексації відповідає матриці розмірністю $n \times x \times t$, де n число рядків, а t число стовпців. Номер рядка (i) відповідає зміні радіусу ρ з дискретністю $\Delta\rho$, а номер стовпчика матриці (j) відповідає полярному куту φ , який змінюється з дискретністю $\Delta\varphi$.

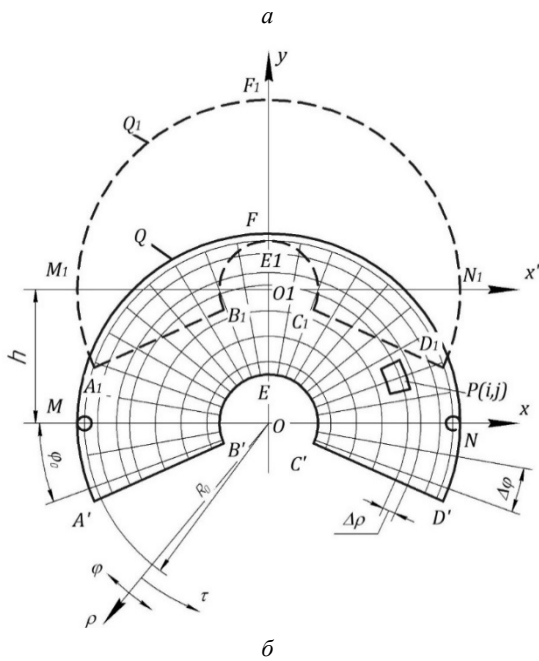
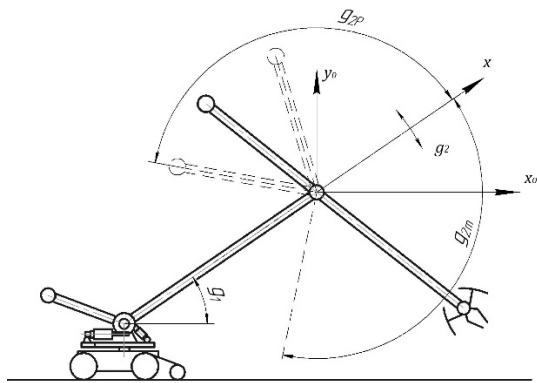


Рис. 1. Схема спеціального наземного роботизованого комплексу для реалізації технології фізичного сканування місцевості [16] з метою пошуку небезпечних об'єктів на основі штучного інтелекту (а) та сітка, яка охоплює секторальну область робочого простору маніпулятора, на якій здійснюється фізичне сканування (б)

Рациональним є вибір однакових значень зміни кута φ в межах області Q , тобто $\Delta\varphi = const$. Зміни радіусу $\Delta\rho$ вибрано різними в межах робочого простору. При цьому на периферії робочого простору при $(\rho \rightarrow R)$ зміни радіусу доцільно взяти меншими, ніж на внутрішній частині робочого простору (при $\rho \rightarrow R_K$). Це забезпечує приблизно однакову площу ділянок поверхні між вузлами сітки.

Для забезпечення точної орієнтації робочого простору відносно напрямку u застосовуються маркери M і N , розміщені в діаметральній площині повороту маніпулятора відносно точки O . Робочий простір маніпулятора містить секторальну область з кутом $\varphi \leq \pi + 2\varphi_0$. Кути φ_0 визначаються відповідними радіальними лініями сітки $j = 1$ та $j = m$. Переміщення шасі, а відповідно точки обертання маніпулятора O із положення

O в положення O_1 області Q та Q_1 охоплюють полосу поверхні шириною MN , орієнтовану за напрямком u переміщення шасі комплексу. При цьому має місце деяке перекриття ділянок Q та Q_1 (підобласті $A_1FE_1B_1$ та $D_1FE_1C_1$), яке може бути вилучене при скануванні поверхні.

Застосування маніпулятора із розширеним робочим простором дає можливість сформувати раціональну сітку в полярній системі координат.

Рациональним методом сканування є розбиття загального робочого простору маніпулятора Q на три частини Q_1, Q_2, Q_3 . Із них частина Q_2 розміщена у фронтальній частині робочого простору, а бокові частини Q_1 та Q_3 є дзеркально симетричними (рис. 2).

Виділення трьох окремих ділянок сканування дає можливість охопити всі частини прямокутної ділянки поверхні. При цьому суттєво зменшується число ділянок, які перекриваються при покроковому переміщенні наземного роботизованого комплексу.

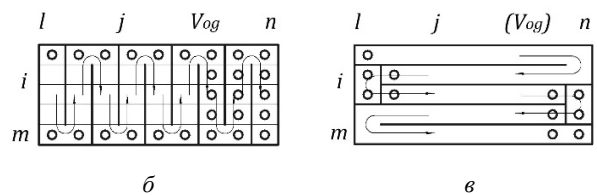
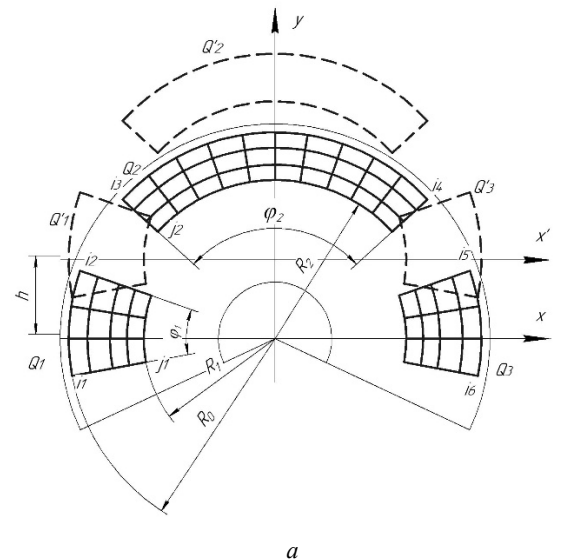


Рис. 2. Рациональний спосіб розбиття загального робочого простору маніпулятора на три частини (а) та формування матриць скануванням по стовпчикам (б) або по рядкам (в)

Наявність широкої фронтальної частини дає можливість практично повного покриття поверхні виділеними ділянками. Сканування відбувається при покроковому переміщенні маніпулятора на величину h . Фізичне сканування місцевості по виділеним ділянкам здійснюється послідовно різними методами. Кожна із виділених секторальних ділянок має сітку, конгруентну прямокутній матриці, в якій рядки відповідають

тангенціальним (коловим) переміщенням виконавчого пристрою, а стовпчики – радіальному переміщенню. Напрямок сканування (рис. 2 в) відповідає послідовному переміщенню виконавчого пристрою по рядкам.

Аналогічним чином вектори, що формують загальну матрицю, можуть бути сформовані по стовпчикам (рис. 2, б).

Полярна система координат має свої особливості, зокрема складну конфігурацію робочого простору. Тому запропоновані спеціальні схеми послідовного сканування охоплюють всі ділянки робочого простору. Запропоновані також схеми часткового сканування за спеціальним траєкторіям в межах робочого простору.

Результатами сканування по кожному із методів (оптичних, тактильних, акустичних та інших) є значення функції приналежності нечіткої множини, яка визначає наявність небезпечного об'єкту у виділеній точці (i, j) поверхні. Значення функції приналежності що дорівнює 1 визначає достовірну наявність небезпечного об'єкту, визначену даним методом сканування. Значення функції приналежності в діапазоні $0,3...0,8$ встановлює ймовірну (близько 50 %) наявність небезпечного об'єкту. Для значень функції приналежності менше 0,25 ймовірність наявності небезпечного об'єкту є надзвичайно низькою. Використання функції приналежності забезпечує нормування вихідних сигналів для різних методів сканування. Тому можливим є знаходження суми вихідних сигналів сканування для різних методів. Значення функцій приналежності нечітких множин вихідних сигналів фізичного сканування формуються за окремими векторами, які об'єднуються в матрицю. Матриці, одержані за допомогою різних методів сканування об'єднуються у просторову матрицю (рис. 3).

Фізичне сканування за одним методом формує вектор (r_j) , $j = 1, 2, \dots$. Сукупність векторів об'єднується в матрицю (τ_{ij}) , $i = 1, 2, \dots$, $j = 1, 2, \dots$. Матриця відповідає сітці точок сканування ділянки поверхні окремим методом, а компоненти матриці несуть інформацію про наявність небезпечних об'єктів в околиці вузла сітки (i, j) , одержану для k -го методу сканування. Ряд матриць для $k = 1, 2, \dots$ різних методів сканування об'єднуються в просторову матрицю (t_{ijk}) (рис. 3 в). Ділянка Q розбита на p окремих частин. Для кожної із частин сформована сітка сканування $P(ij)$. Відповідно в результаті фізичного сканування формується p ($p = 1, 2, \dots$) просторових матриць, які містять результати визначення наявності небезпечних об'єктів по

окремим ділянкам, здійснених з використанням різних методів сканування.

Просторова матриця має своїми компонентами функції приналежності нечітких множин, які описують ймовірність наявності небезпечних об'єктів у певних точках виділеної ділянки місцевості. Як вказано раніше, раціональним є введення трьох ділянок (див. рис. 2 а). Відповідно для одного положення наземного роботизованого комплексу формуються три просторові матриці, які відповідають фронтальній Q_2 та боковим Q_1 і Q_3 ділянкам. Відповідно три одержані просторові матриці об'єднуються в одну матрицю 4-ї вимірності (рис. 4 а).

Матриця (t_{ijkp}) містить результати фізичного сканування місцевості для однієї фіксованої позиції наземного роботизованого комплексу. Для сканування загальної ділянки поверхні комплекс покровоко змінює позиції, переміщуючись в напрямку y . Переміщення шасі здійснюється на величину h із переходом в іншу позицію (рис. 2). В кожній позиції проводиться сканування поверхні із одержанням відповідної чотиривимірної матриці. Таким чином результати сканування формуються у вигляді п'ятивимірної просторової матриці (рис. 4 б). Дана матриця містить повну інформацію про небезпечні об'єкти, яка визначена в результаті фізичного-го сканування поверхні загальної ділянки. Інформація подана у вигляді набору функцій приналежності нечітких множин. Для сканування певної площі місцевості вона розбивається на ряд паралельних загальних ділянок. Тому результати сканування деякої площі поверхні формуються у вигляді матриці шостої вимірності.

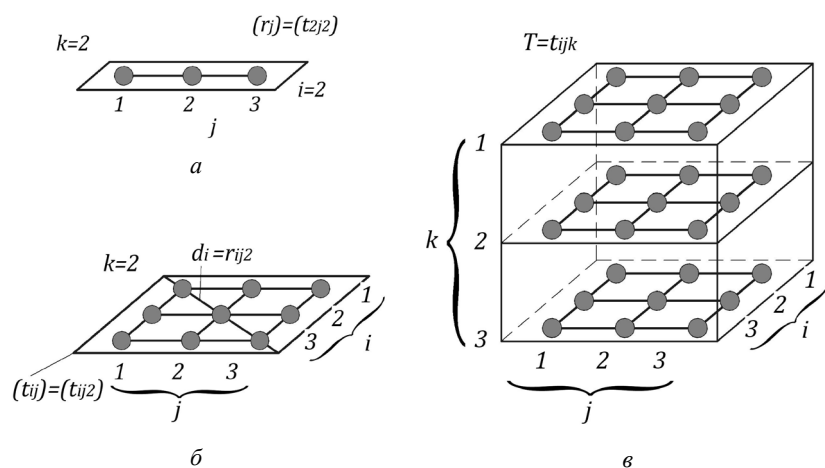


Рис. 3. Схема формування просторової матриці для об'єднання результатів різномірних методів фізичного сканування місцевості: а – вектор, відповідний рядку точок сканування; б – матриця, одержана об'єднанням окремих векторів, яка відповідає одному методу сканування; в – просторова матриця, яка об'єднує результати кількох методів сканування

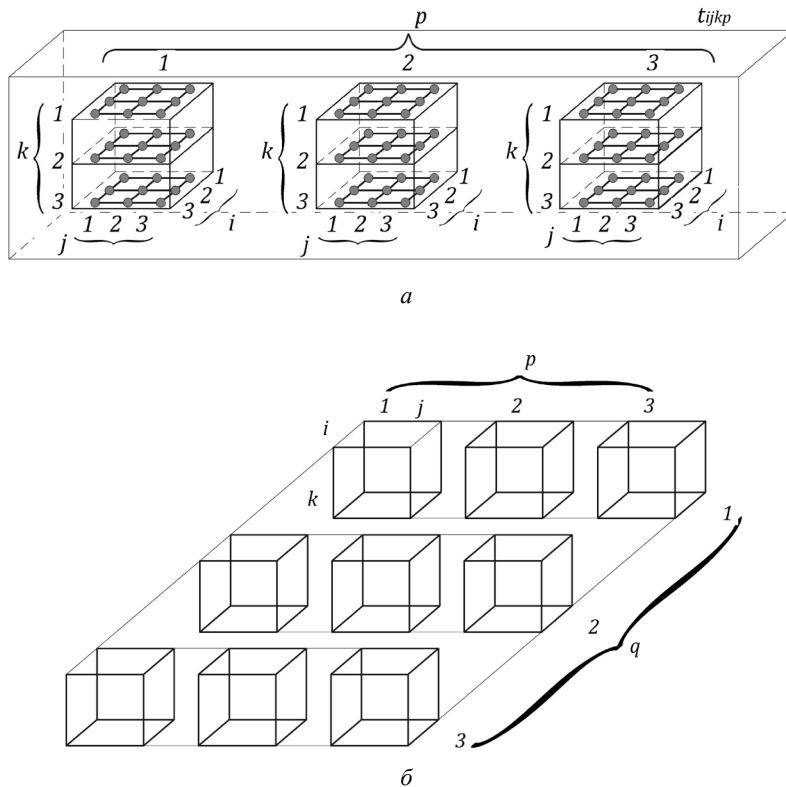


Рис. 4. Просторові матриці 4-ї вимірності, які об'єднують результати фізичного сканування місцевості в одній позиції розташування наземного роботизованого комплексу (а) та просторова матриця 5-ї вимірності, що об'єднує результати фізичного сканування місцевості в багатьох позиціях роботизованого комплексу (б)

Просторові матриці обробляються системою штучного інтелекту, що використовує спеціально створені штучні нейронні мережі, подібні YOLOv8 [11], які працюють за принципом поступової локалізації зони обстеження і об'єкту ідентифікації.

Просторові тривимірні матриці, одержані в результаті фізичного сканування місцевості, підлягають аналізу на предмет знаходження підозрілих та небезпечних об'єктів. Найбільш ефективним є стиснення інформації, одержаної в результаті застосування різних методів сканування. Це здійснюється стисненням просторових матриць по індексу k . Стиснення здійснюється шляхом визначення адитивного результату сканування за всіма методами для всіх просторових тривимірних матриць. Для окремої просторової матриці (T_{ijkp}) (див. рис. 4 а) стиснена плоска матриця має компоненти:

$$C_{ij} = \frac{1}{K_m} \sum_{k=1}^{K_m} b_k t_{ijk}$$

де K_m – загальне число застосованих методів фізичного сканування поверхні; b_k – ваговий коефіцієнт, який враховує ефективність k -го методу сканування.

Стиснення по максимуму враховує наявність всіх підозрілих небезпечних об'єктів, визначених різними методами сканування. Наявність неповної або не зовсім достовірної інформації за окремими методами сканування зберігається при стисненні і, зазвичай, доповнюється іншими методами. В результаті стиснення просторової матриці (рис. 5 а) буде одержана плоска матриця (рис. 5 б), яка містить всю інформацію про небезпечні об'єкти, одержану застосуванням різних методів сканування.

Стиснення може бути здійснене не для всіх компонент горизонтальних зрізів просторової матриці. Стиснення по кривій, наприклад, зигзагоподібного виду (рис. 5 в) дає можливість встановити полосу, де знаходяться небезпечні об'єкти.

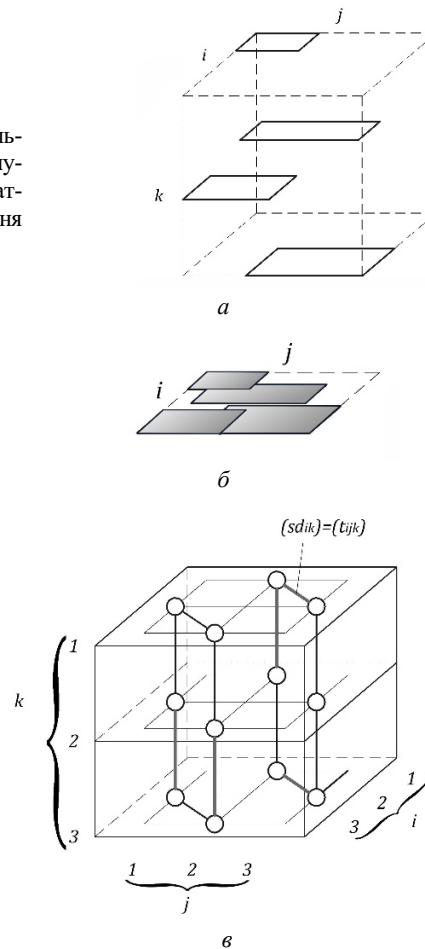


Рис. 5. Ілюстрація процесу стиснення просторової матриці по індексу k (а), з одержанням плоскої матриці (б) та стиснення просторової матриці по індексу k , проведене по кривій (в)

Стиснення просторової матриці по вертикалі, що відповідає врахуванню результатів одержаних по різних методам сканування, дає можливість встановити область розташування небезпечних об'єктів у стисненій матриці. Дана область може бути замкненою у вигляді кільця, або розімкненою у вигляді полоси (рис. 6).

Операція стиснення просторової матриці дає загальну оцінку результатів фізичного сканування, виконаного із використанням різних методів. Для більш детальної оцінки рекомендується використати розклад просторової матриці на просторові ланцюгові вектори. Наприклад, в просторовій матриці виділяється одновиірний масив (вектор) $ABCDE$, який відповідає наявності небезпечних об'єктів (рис. 7).

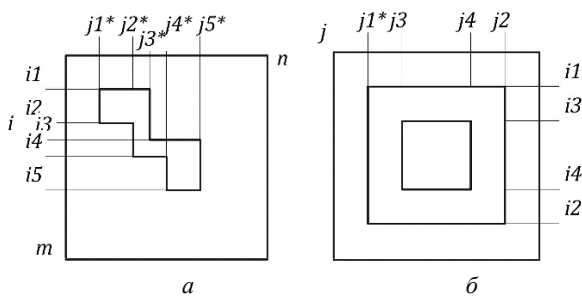


Рис. 6. Области розташування небезпечних об'єктів, визначені в результаті стиснення просторової матриці: а – у вигляді полоси; б – у вигляді кільця

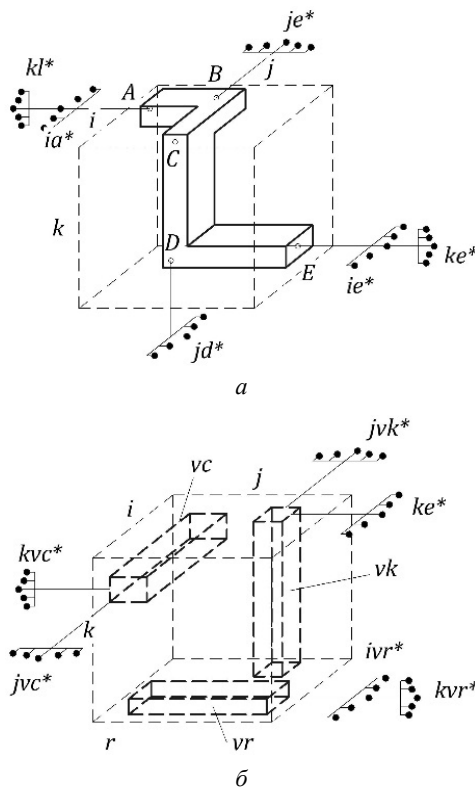


Рис. 7. Аналіз просторової тривимірної матриці шляхом виділення в ній просторових ланцюгових векторів: а – виділений однозв'язний вектор; б – виділення багатозв'язної області результатів сканування

Для оброблення отриманих даних про наявність небезпечних об'єктів на місцевості пропонується наступний підхід.

Узагальнення інформації про наявність небезпечних об'єктів здійснюється шляхом обчислення моментів узагальнюючої або зрізів просторової матриці (див. рис. 3), що містить загальну оцінку результатів фізичного сканування в термінах теорії нечітких множин.

Зокрема використовуються моменти узагальнюючої (зрізів) просторової матриці I_{ij}^e в криволінійній системі координат. Узагальнююча матриця містить значення функцій приналежності нечітких множин, що визначають ймовірність наявності небезпечних об'єктів на місцевості. Аналіз узагальнюючої матриці проводиться системою штучного інтелекту. Застосовуються моменти різних порядків.

Моменти використовуються для порівняння даних по виявленню небезпечних об'єктів для різних ділянок місцевості.

Приймемо, що фізичне сканування місцевості здійснюється в межах загальної ділянки Q_Σ , яка розбита на ряд послідовно розташованих ділянок Q_1, Q_2, \dots, Q_n . Обчислені моменти нульового порядку ділянок $m_{01}, m_{02}, \dots, m_{0n}$ характеризують зміни інтенсивності наявності небезпечних об'єктів по ділянкам. Моменти першого порядку відображають симетрію розташування небезпечних об'єктів на окремих ділянках Q_k . Зокрема, моменти m_{x1k} визначають тенденції розташування небезпечних об'єктів відносно напрямку руху наземного роботизованого комплексу, а моменти m_{y1k} тенденції зміни наявності небезпечних об'єктів перпендикулярно напрямку руху. Моменти другого порядку характеризують групування небезпечних об'єктів відносно центру ділянки Q_k .

Моменти дають можливість забезпечити ефективний аналіз поточної ситуації процесу виявлення небезпечних об'єктів та дають можливість системі штучного інтелекту виробити раціональний прогноз подальшого переміщення наземного роботизованого комплексу на місцевості, де наявні небезпечні об'єкти. Моменти є основою для уточнення стратегії виявлення небезпечних об'єктів на місцевості. Як правило, система моментів є достатньою для підтвердження або спростування попередніх гіпотез про наявність на місцевості небезпечних об'єктів. В разі спростування попередніх гіпотез можуть бути висунуті нові гіпотези. Аналіз числових значень моментів здійснюється в рамках централізованої платформи управління на базі штучного інтелекту. На основі аналізу узагальнюючої матриці із застосуванням моментів різного порядку системою штучного інтелекту проводиться інтегральна оцінка матриці шляхом її обробки методами гіперспектрального аналізу на основі застосування двовимірних рядів Фур'є. При цьому здійснюється гіперспектральний аналіз функції приналежності нечіткої множини відповідної компонентам узагальнюючої матриці. Гіперспектральний аналіз є одним із перспективних методів інтегральної оцінки розподілу функції прина-

лежності нечітких множин, що описують наявність небезпечних об'єктів на місцевості. При стисненні просторових матриць, складові яких являють собою функції приналежності, застосовуються дві екстремальні оцінки. Перша будується по схемі перетинання нечітких множин, а друга об'єднання нечітких множин [8].

Якщо при стисненні двох зрізів матриці A і B функції приналежності яких визначені залежностями μ_A і μ_B , то перша схема перетинання нечітких множин $\mu_{A \cap B}$ (AND) визначає найбільшу нечітку множину, що міститься одночасно в A і B (рис. 8 а). Функція приналежності перетинання визначається як $\mu_{A \cap B} = \min(\mu_A, \mu_B)$. Операція об'єднання нечітких множин $\mu_{A \cup B}$ визначає найменшу нечітку множину, що включає як A так і B (рис. 8 б). Функція приналежності при об'єднанні визначається у вигляді $\mu_{A \cup B} = \max(\mu_A, \mu_B)$.

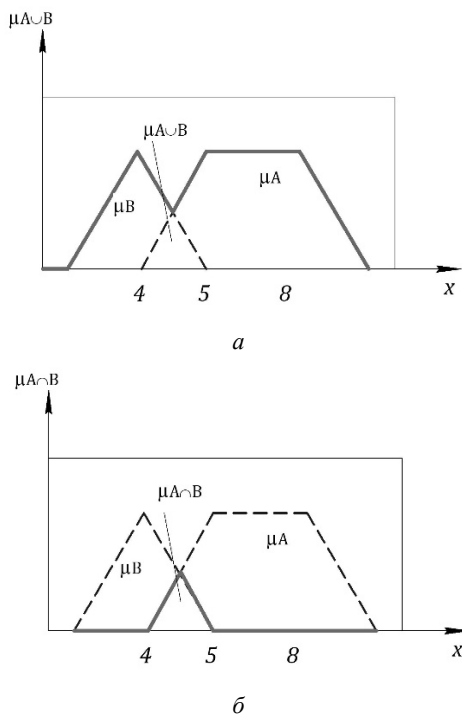


Рис. 8. Графічна інтерпретація операції перетинання двох нечітких множин (а) та їх об'єднання (б)

В результаті стиснення просторової матриці шляхом перетинання нечітких множин зрізів просторової матриці та шляхом об'єднання одержуються дві матриці результуючих функцій приналежності (M_{min} та M_{max}). Матриця M_{max} визначає наявність небезпечних об'єктів із максимальною ймовірністю. Матриця M_{min} визначає можливе знаходження небезпечних об'єктів на місцевості. Для обох матриць проводиться згладжування значень функцій приналежності.

Гіперспектральний аналіз полягає у визначенні дійсних і уявних значень коефіцієнтів двовимірних рядів Фур'є для обох матриць M_{min} та M_{max} . В разі

необхідності здійснюється графічний супровід процесу візуалізацією значень відповідних параметрів (рис. 9).

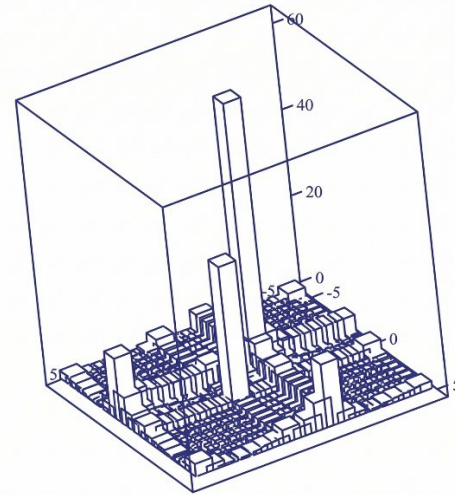


Рис. 9. Графічне зображення дійсних частин компонент матриці M_{max} , що визначає найбільш ймовірне розташування небезпечних об'єктів на місцевості

В результаті порівняння робиться висновок про наявність небезпечних об'єктів, визначених із різним ступенем ймовірності. Гіперспектральний аналіз дає інтегральну оцінку ділянок поверхні, де знаходяться небезпечні об'єкти. Дана оцінка доповнюється кластеризацією узагальнюючих матриць, що містять функції приналежності нечітких множин, які встановлені в результаті фізичного сканування поверхні.

Кластеризація компонент узагальнюючої матриці або її окремих зрізів проводиться за допомогою штучних нейронних мереж у вигляді самоорганізованих карт [17]. В результаті навчання мереж знаходяться центри кластерів, що відповідають розташуванню на місцевості окремих груп небезпечних об'єктів і утворюють кластерну модель їх наявності. У використаних нейронних мережах нейрони розташовуються у вузлах гексагональної решітки. Мережа створена за допомогою вбудованої функції $net = newsom([-6...0; 0...8], [5...6])$. В якості фактичних параметрів даної вбудованої функції взята матриця $[-6...0; 0...8]$, мінімальних і максимальних значень двох вхідних масивів у вигляді координат областей, де виявлені небезпечні об'єкти у вигляді мін і боеприпасів. У використаній вбудованій функції попередньо по замовчуванню задана топологічна функція $next(to)$ у вигляді гексагональної структури. Прийнята функція відстані $linkdist(Pos)$ [2]. Структура має 5 шарів нейронів в кожному шарі наявно 6 нейронів (рис. 10 а).

Навчання мережі здійснено вбудованою функцією $net = train(net, P)$, де P – матриця у вигляді двох рядків вхідних масивів координат областей де виявлені

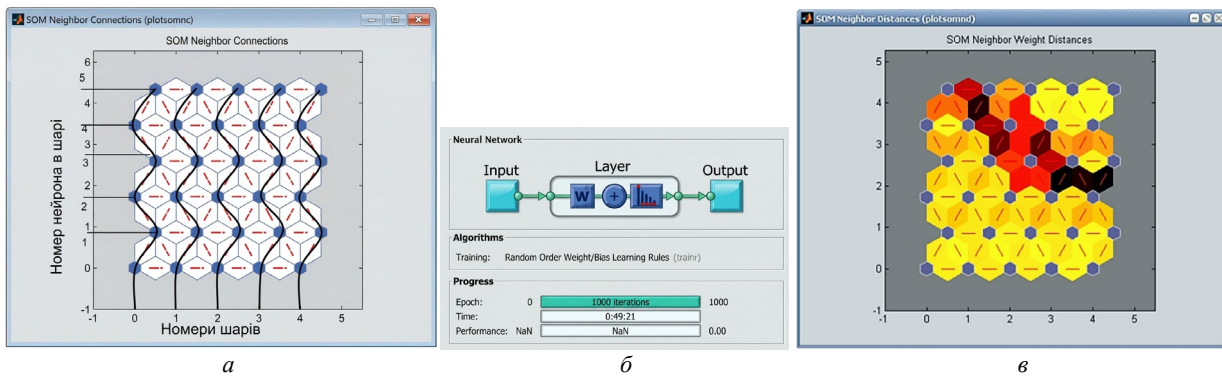


Рис. 10. Топологія нейронної мережі та зв'язки між нейронами в структурі (а), інформаційне вікно процесу навчання нейронної мережі (б), вагові коефіцієнти нейронів які визначають виходи мережі (в)

небезпечні об'єкти у вигляді мін і боєприпасів. Результати навчання мережі супроводжуються моніторингом даних в інформаційному вікні (рис. 10 б).

Після досягнення заданої кількості ітерацій процес навчання мережі завершується. На екран виводиться інформація про групи "конкуруючих" нейронів. Одержані результати візуалізуються, визначаючи групи нейронів за окремими входами, які формують вихід мережі (рис. 10 в).

В результаті знаходяться центри кластерів, що відповідають окремим групам (близьких по значенням) компонент узагальнюючої (зрізів) просторової матриці. Вони утворюють кластерну модель матриці.

Кластеризація матриці дає можливість встановити наявність на місцевості небезпечних об'єктів. Для узагальнення результатів кластеризації визначені тензорні характеристики розташування кластерів. Це здійснено наступним чином.

Координати кластерів можна розглядати як кінці характерних векторів, що узагальнюють розташування на місцевості областей, де виявлені небезпечні об'єкти у вигляді мін і боєприпасів. Для знаходження параметрів, які характеризують множину кластерів виконано їх осереднення. Координати P_y^0 , P_z^0 центральної точки розташування кластерів знайдені згідно залежностей:

$$P_y^0 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{yi}^C,$$

$$P_z^0 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{zi}^C,$$

де N – загальне число оброблених реалізацій кластерів; M – число кластерів, знайдених для m – реалізації; P_{yi}^C та P_{zi}^C – координати i -го кластера.

Знайдена центральна точка використана для центрування розташування множини кластерів. Центровані координати кластерів знайдені у вигляді:

$$P_{yi} = P_{yi}^C - P_y^0,$$

$$P_{zi} = P_{zi}^C - P_z^0.$$

Як статистичну характеристику розташування кластерів використано тензор кореляційних моментів, поданий у вигляді:

$$R = \begin{bmatrix} R_y & R_d \\ R_d & R_z \end{bmatrix},$$

де компоненти тензора являють собою осереднені значення квадратів та добутків центрованих координат кластерів і визначаються за формулами:

$$R_y = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N P_{yi}^2,$$

$$R_z = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N P_{zi}^2,$$

$$R_d = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N P_{yi} P_{zi}.$$

Тензор кореляційних моментів приводяться до головних напрямків ξ і η та геометрично інтерпретується у вигляді еліпса.

Для ідентифікації небезпечних об'єктів правильної геометричної форми застосовані окремі спеціальні штучні нейронні мережі. Результати фізичного сканування місцевості формулюються в термінах теорії нечітких множин. Вони з певною вірогідністю вказують на наявність на місцевості небезпечних об'єктів. Як правило небезпечні об'єкти мають правильну геометричну форму. Характерною є форма дуги, кола або ділянки кругової форми. В разі виявлення небезпечних об'єктів такого виду система штучного інтелекту проводить ідентифікацію об'єкта з використанням штучних нейронних мереж. Застосовуються нейронні мережі із зворотними зв'язками, до яких належать частково рекурентні (мережі Елмана).

Як приклад наведемо алгоритм процесу застосування мережі Елмана для ідентифікації небезпечного об'єкту кругової форми.

Мережі Елмана реалізуються для прихованого шару або для його частини (рис. 11). Введені контекстні нейрони забезпечують формування законів зворотного зв'язку.

Формування мережі Елмана здійснюється вбудованою функцією:

$$net = newelm(PR, [S1, S2...SN1], TF1, TF2... \\ \dots TFN1, BTF, BLF, PF).$$

Мережа формується на основі зв'язку двох масивів P та t , між якими є параболічна (по дузі кола) залежність:

$$Pseq = con2seq(p); Tseq = con2sec(t).$$

Застосовується функція формування мережі:

$$net = newelm([012], [1401], \\ \{ 'tansig', 'purelin', \}, 'traingdx').$$

Встановлюються параметри навчання мережі:

$$net.trainParam.epochs = 2000; \\ net.trainParam.goal = 0.01; net.performFcn = 'sse'.$$

Реалізується функція навчання мережі та вивід похибки:

$$semilogy(tr.epoch, tr.perf); title('summma'); \\ xlabel('cycles'); ylabel('sum qwadr error').$$

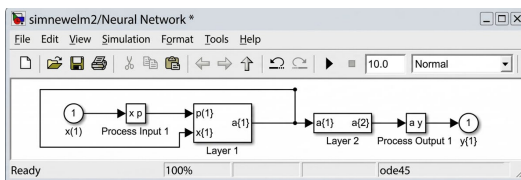
Діалогове вікно для моніторингу процесу навчання включає інформацію про число ітерацій та похибку. Мережа включає шар нейронів прямого зв'язку з входом P та шар нейронів системи зворотного зв'язку. Вхідний сигнал подається на кожний із 140 нейронів, а вихід формується як сума виходів усіх нейронів (рис. 11).

Після досягання необхідної точності або максимального числа ітерацій процес навчання припиняється. На екран виводиться похибка залежно від числа циклів ітерацій. Будується графік залежності виходу від входу (рис. 11 з), при цьому підтверджується або спростовується гіпотеза про наявність на поверхні небезпечного об'єкту кругової форми.

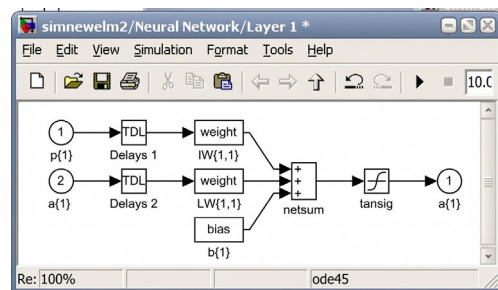
Обговорення досліджень

В результаті тактильних, ударних, термічних, акустичних та інших методів фізичного сканування місцевості в межах секторальної області Q визначається масив (набір) просторових матриць параметрів, які відображають наявність небезпечних об'єктів на елементарних ділянках місцевості. За результатами попереднього аналізу кожної матриці на предмет її значущості, системою штучного інтелекту робиться висновок про узагальнення одержаної інформації.

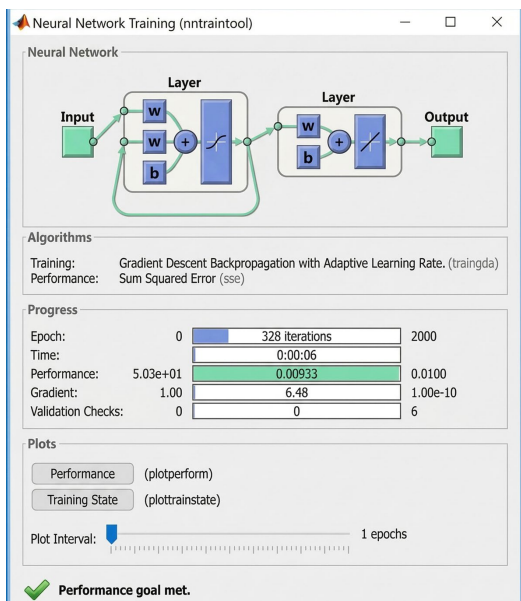
Одержані матриці структуруються до виду просторової тривимірної матриці [5]. В індексному записі



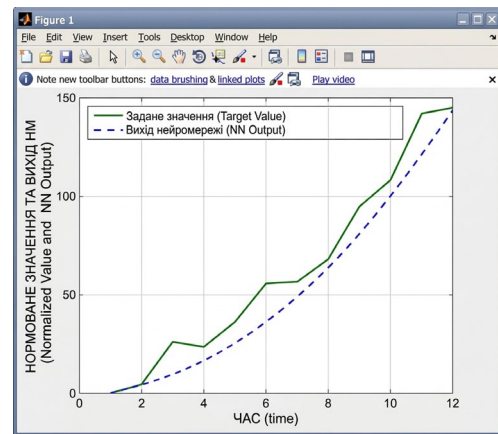
а



б



в



г

Рис. 11. Блок-схема мережі в системі Simulink (а), структура мережі (б), вікно моніторингу процесу навчання нейронної мережі (в), графічне зображення виходу нейронної мережі (г)

просторова матриця подається у вигляді своїх компонент:

$$T = (t_{ijk}), \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad j = 1, 2, \dots, n; \quad k = 1, 2, \dots, p.$$

Горизонтальні зрізи тривимірної матриці являють собою двовимірні матриці, які містять у цифровому вигляді інформацію про наявність мін та інших небезпечних об'єктів на місцевості:

$$T_1 = (t_{ijk1}), \quad T_2 = (t_{ijk2}), \quad \dots \quad T_n = (t_{ijpn}).$$

За результатами аналізу зрізів тривимірної матриці системою штучного інтелекту виділяється базова просторова тривимірна матриця, яка містить суттєву інформацію про наявність небезпечних об'єктів в межах секторальної області Q місцевості та проводиться згортка даної матриці. Визначаються компоненти узагальнюючої плоскої матриці I_{ij}^e , одержаної в результаті стиснення просторової тривимірної матриці по індексу k .

Системою штучного інтелекту проводиться аналіз просторової матриці на предмет відповідності її складових попереднім гіпотезам про наявність на місцевості небезпечних об'єктів. Гіпотези уточнюються з використанням методів теорії нечітких множин. На основі уточнених гіпотез проводиться фільтрація та впорядкування просторової матриці, аналізуються її окремі блоки та зрізи, проводиться розгортання окремих блоків із виділенням характерних векторів та встановлення їх розташування та конфігурації. Вони служать для сегментації сцени та розуміння сюжету, здійснюється прив'язка до місцевості (точки верифікації). Важливими задачами централізованої платформи управління наземними роботизованими комплексами на базі системи штучного інтелекту є доповнення одержаної інформації розпізнавання зображень, виявлення та ідентифікація характерних небезпечних об'єктів.

Висновки

1. Технології на основі штучного інтелекту, які оперують характеристичними функціями приналежності нечітких множин, що визначені в результаті різних методів сканування поверхні і об'єднані в просторові матриці четвертої вимірності, реалізують алгоритми і обчислювальні процедури виявлення небезпечних об'єктів із вірогідністю 80–90 %. Застосування матриць p 'ятої вимірності, методів гіперспектрального

аналізу та кластеризація інформації застосуванням штучних нейронних мереж у вигляді карт, які самоорганізуються, дає можливість підвищити вірогідність виявлення небезпечних об'єктів до 85–95 %.

2. Застосування операцій перетинання нечітких множин в алгоритмах стиснення просторових матриць визначає екстремальний рівень алгоритмічної оцінки запропонованої технології, а застосування тензора кореляційних моментів розташування множини кластерів та методів гіперспектрального аналізу – рівень її фізичного обмеження.

3. Досягнення високої ймовірності виявлення небезпечних об'єктів (понад 90 %) потребує значних операційних, апаратних та часових затрат. Враховуючи застосування безекіпажних наземних роботизованих комплексів для розмінування, значні затрати не є доцільними. Тому рекомендується поетапне застосування запропонованої технології в комплексі із операціями розмінування. Це дає можливість суттєвим чином в 2–5 разів зменшити час проведення операцій розмінування.

4. Ефективність проведених досліджень підтверджена практично при виявленні та знаходженні протитанкової міни ПТМ. Застосування матриці Елмана дало можливість ідентифікації міни як об'єкта круглої форми. Для знаходження міни застосовано мобільний робот із маніпулятором на основі механізму паралельної структури типу “гексапод”.

5. Як напрямок подальших досліджень, планується експериментальна перевірка застосування запропонованої технології з використанням розробленого наземного роботизованого комплексу, оснащеного маніпулятором з розширеною зоною обслуговування.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють, що вони не мають жодного конфлікту інтересів щодо цього дослідження, включаючи фінансові, особисті, авторські або будь-якого іншого характеру, які могли б вплинути на дослідження та його результати, представлений в цій статті.

Прозорість редакційного процесу

Один з авторів є членом редакційної колегії журналу. Для уникнення конфлікту інтересів автор не брав участі у процесі рецензування, редакційного розгляду та прийняття рішення щодо публікації цієї статті.

Використання штучного інтелекту

Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні даної роботи.

References

- [1] L. Marques et al., “State of the Art Review on Mobile Robots and Manipulators for Humanitarian Demining,” in *Proc. 10th IARP Workshop Humanitarian Demining (HUDEM)*, Sibenik, Croatia, 2012.
- [2] V. A. Kyrylenko and V. R. Neroba, “Global problem of demining: state and approaches to solution,” *Zb. Nauk. Pr. Cent. Voenno-Stratehichnykh Doslidzh. NUOU*, no. 2 (66), pp. 115–119, 2020. doi: <https://doi.org/10.33099/2304-2745/2019-2-66/115-119>.
- [3] M. O. Popov, “Technology of remote detection of mines based on the analysis of survey materials from unmanned aerial vehicles: state and prospects,” *Visn. Nac. Akad. Nauk Ukr.*, no. 5, pp. 56–62, May 2022, doi: <https://doi.org/10.15407/visn2022.05.056>.

- [4] B. A. Swett, A. J. Llorens and E. N. Hahn, “Designing Robots for the Battlefield: State of the Art,” in *Designing Robots for the Battlefield*, Cham, Switzerland: Springer, 2021, pp. 131–146, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-54173-6_11.
- [5] G. Li, Z. Song and Q. Fu, “A New Method of Image Detection for Small Datasets under the Framework of YOLO Network,” in *Proc. 2018 IEEE 3rd Adv. Inf. Technol., Electron. and Autom. Control Conf. (IAEAC)*, Oct. 2018, pp. 651–654, doi: <https://doi.org/10.1109/iaeac.2018.8577214>.
- [6] T. V. Pisarenko et al., *Analysis of World Technological Trends in the Military Sphere*, Kyiv, Ukraine: UkrISTEI, 2021, doi: <https://doi.org/10.35668/978-966-479-127-1>.
- [7] G. Fedorenko, H. Fesenko and V. Kharchenko, “Analysis of methods and development of the concept of guaranteed detection and recognition of explosive objects,” *Inov. Tehnol. ta Nauk. Rishennya dlya Promislovosti*, no. 4 (22), pp. 20–31, Dec. 2022. doi: <https://doi.org/10.30837/itssi.2022.22.020>.
- [8] S. Molochko, V. Bashynskiy, O. Kalamurza and V. Zhurakhov, “Analysis of the current state, characteristics and prospects of development of explosive ordnance detection sensors mounted on unmanned aerial systems,” *Sci. Pap. State Sci. Res. Inst. Test. Certif. Weapon. Mil. Equip.*, no. 8, pp. 80–90, Jun. 2021, doi: <https://doi.org/10.37701/dndivsovt.8.2021.09>.
- [9] V. B. Strutynskiy and A. M. Hurzhii, *Nazemni robotyzovani komplekxy: Monohrafiia*. Zhytomyr, Ukraine: Ruta, 2023.
- [10] Y. Guo, M. Liao, W. Gao and G. Nie, “2D Semantic Segmentation: Recent Developments and Future Directions,” *Future Internet*, vol. 15, no. 6, p. 205, Jun. 2023. doi: <https://doi.org/10.3390/fi15060205>.
- [11] Li, Y., Fan, Q., Huang, H., Han, Z., & Gu, Q. (2023). A Modified YOLOv8 Detection Network for UAV Aerial Image Recognition. *Drones*, 7(5), 304, doi: <https://doi.org/10.3390/drones7050304>.
- [12] Y. Shi et al., “FBI-Pose: Towards Bridging the Gap between 2D Images and 3D Human Poses using Forward-or-Backward Information,” *arXiv.org*, 2018. [Online]. Accessed: Dec. 04, 2025. Available: <https://arxiv.org/abs/1806.09241>.
- [13] O. Maksymovych, “Speech recognition from Google Cloud: why use this service,” *Cloudfresh*, Oct. 27, 2023. [Online]. Accessed: Dec. 04, 2025. Available: <https://cloudfresh.com/ua/cloud-blog/google-speech-to-text-navishcho-vykorystovuvaty/>.
- [14] V. B. Strutynskiy, Iu. M. Danylchenko, Iu. Y. Besarabets, O. A. Plivak and V. S. Pavlun, “Special ground robotic complexes for the implementation of demining technology based on artificial intelligence,” in *Proc. Conf. Mech. Process. Mach. Tools Instrum.*, Zhytomyr, Ukraine, 2023, pp. 90–96. [Online]. Available: <https://conf.ztu.edu.ua/protsezy-mekhanichnoyi-obrobky-verstaty-ta-instrument/>.
- [15] V. B. Strutynskiy, Iu. M. Danylchenko, A. M. Hurzhii, S. V. Maidaniuk and V. S. Pavlun, “Application of artificial intelligence for terrain demining by special ground robotic complexes,” in *Proc. Conf. Mech. Process. Mach. Tools Instrum.*, Zhytomyr, Ukraine, 2023, pp. 96–103. [Online]. Available: <https://conf.ztu.edu.ua/protsezy-mekhanichnoyi-obrobky-verstaty-ta-instrument/>.
- [16] V. B. Strutynskiy, A. M. Hurzhii, S. Iu. Vakulenko, and V. V. Novak, “Mobile robotic complex with remote control,” UA Patent 127035, Mar. 22, 2023.
- [17] Z. Miljković, M. Mitić, M. Lazarević and B. Babić, “Neural network Reinforcement Learning for visual control of robot manipulators,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 40, no. 5, pp. 1721–1736, Sep. 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.09.010>.

Technologies for Explosive Object Detection for AI-Based

Vasyl Strutynskiy¹ • Yurii Danylchenko¹ • Serhii Strutynskiy¹ • Serhii Maidaniuk¹

¹ Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, Kyiv, Ukraine

Abstract. Improving the safety of humanitarian demining during ground-based re-inspection of areas potentially contaminated with mines and explosive ammunition remains a critical challenge, particularly when mobile ground robotic systems are employed. Reliable detection and identification of such hazardous objects—often concealed, camouflaged, or occluded by foreign materials—require the integration of additional sensing methods with complementary or hybrid scanning techniques. However, this integration results in a substantial increase in data volume, necessitating the use of advanced processing approaches based on artificial intelligence. This paper proposes a technology for the detection and recognition of hazardous objects, including mines and explosive ammunition, based on combined terrain scanning with additional mathematical framework support with implementation of artificial intelligence methods. The proposed technology incorporates specialized algorithmic and hardware components and relies on the analysis of data acquired from unmanned aerial vehicle (UAV) surveys. It further involves ground-based re-inspection and comprehensive hazard assessment of previously identified areas of interest containing suspected objects. Mobile ground robotic systems are employed to perform multi-modal terrain scanning, followed by the construction of an aggregated data matrix, its subsequent analysis, and an integral evaluation using hyperspectral data processing techniques based on two-dimensional Fourier series. To identify hazardous objects with regular geometric shapes, dedicated artificial neural networks are utilized. The results of physical terrain scanning are represented within the framework of fuzzy set theory. As an illustrative example, an algorithm describing the application of an Elman neural network for the identification of circular-shaped hazardous objects is presented.

Keywords: humanitarian demining; ground robotic systems; terrain scanning; explosive hazard detection and recognition; artificial intelligence; neural networks; fuzzy set theory; hyperspectral analysis.